图神经网络模型包括 1）SemiSupervised GCN [9]，2）SemiEmb [27]，3）DeepWalk [18]，4）ICA [10]，5）小行星[31]， 6）GMNN [20]，7）GRCN [34]，8）GraphHeat [28]，9）GLCN [13]，10）DIAL-GNN [3]和11）Graphite [11]。

其他的图分类算法还包括标签传播（LP）[36]，流形正则化（ManiReg）[2]和半监督嵌入（SemiEmb）[27]

1. SemiSupervised GCN[9]

Learning Discrete Structures for Graph Neural Networks

该算法

通过学习一个图的生成概率模型，在训练和预测时使用样本，求解图的边缘上的离散概率分布进而同时学习图的结构以及图网络的参数，其中图的**边缘用随机变量建模，参数在双层学习框架中被视为超参数**（Franceschi et al.，2018）具有概率解释性。它可以在给定的图不完整或损坏的情况下应用GCN，还可以在图不可用的情况下应用GCN

1. SemiEmb [27]

Deep learning via semi-supervised embedding

通过使用无标签的数据来学习嵌入，进而提高监督学习的性能。将这种嵌入作为独立的预处理步骤或者正则化层加入深层网络的任何一层（或者所有层），在处理复杂任务时都表现了很好的效果。

1. DeepWalk [18]

DeepWalk: Online Learning of Social Representations

DeepWalk采用截断随机游走的方式获得局部信息，并将游走的序列视为自己的语料库，将图顶点视为自己的词汇表，通过句子来学习潜在的表示。该算法在外层循环执行次，每次遍历所有顶点进行随机游走操作；在内循环中，首先得到一个顶点的随机游走，之后通过skip-gram语言模型算法来得到顶点的表示，并使用Hierarchical Softmax方法来近似概率分布。

DeepWalk是一种在线学习算法，可以生成有用的增量结果，并且具有很小的并行性可以用于网络分类、异常检测等问题。

1. ICA [10]

Link-based Classification

独立成分分析

1. 小行星[31]

Revisiting semisupervised learning with graph embeddings

提出了一种新的基于图的半监督学习框架， Planetoid (Predicting Labels And Neighbors with Embeddings Transductively Or Inductively from Data).该框架同时训练样本实例与图的上下文关系，并基于图结构，提出图结构已知的传导式和图结构未知的归纳式两种变体。这使得Planetoid框架能够很好地将图嵌入推广到其他新的实例之中。

1. GMNN [20]

GMNN: Graph Markov Neural Networks

图马尔可夫神经网络（GMNN）将统计关系学习方法可以通过条件随机字段有效地对对象标签的依赖性进行建模的优点和图神经网络通过端到端训练来学习有效的对象表示形式的优点结合起来，使用条件随机场对对象标签的联合分布进行建模，并使用变分EM算法训练网络。该算法通用性很强，可用于目标分类和无监督节点表示学习，在边预测方面也取得了不错结果。

1. GRCN [34]

Graph-Revised Convolutional Network

图修正卷积网络（GRCN），避免了模型涉及难以缩放的过参数化，或者在不处理缺失边时重复处理已知边的问题。它通过添加或重新加权边来调整原始图，并使用修订后的图进行节点分类。当原始图形严重不完整或模型训练的标记实例非常稀疏时，GRCN能够取得很好的效果

8）GraphHeat [28]，

Graphconvolutional networks using heat kernel for semi-supervised learning.

GraphHeat方法利用heat核给低频滤波器分配更大的权重，显著抵消了信号在图上的高频变化的影响,同时得到在热扩散下目标节点的局部结构，进而灵活确定其相邻节点，增强图结构的平滑度。

9）GLCN [13]，

Semi-supervised learning with graph learning-convolutional networks

GLCN包括利用一个非负的成对关系矩阵进行图的表示学习，几个图卷积层和一个感知层，将图学习和图卷积集成在统一的网络体系结构中，为半监督学习学习最适合图CNN的最佳图结构，在半监督学习任务中均获得不错的效果。

10）DIAL-GNN [3]

Deep iterative and adaptive learning for graph neural networks

将图结构学习问题转换为相似性度量学习问题，并利用调整后的图正则化来控制所生成图的平滑度，连通性和稀疏性。 使用迭代的方法求解，用于搜索隐层图结构以增强初始图结构，当学习的图结构足够接近最佳图时，迭代停止。

11）Graphite [11]

Graphite: Iterative generative modeling of graphs

使用无监督的方法学习深层隐变量生成模型，利用图神经网络对变分自动编码器（VAE）进行参数化，并使用一种受低秩逼近启发的迭代图细化策略进行解码。 这种方法十分适合在大图上进行表示学习。

标签传播（LP）[36]

Semi-Supervised Learning Using Gaussian Fields and Harmonic Functions

标签传播算法主要包括2步

流形正则化（ManiReg）[2]

Manifold regularization: A geometric framework for learning from labeled and unlabeled examples

在正则化项中加入和流形相关的项，利用数据中的几何结构，为有监督的样本给出足够的样本分布信息，达到结合有监督和无监督样本来找出分布特征的目的。